

(12) DEMANDE INTERNATIONALE PUBLIÉE EN VERTU DU TRAITE DE COOPERATION  
EN MATIÈRE DE BREVETS (PCT)

(19) Organisation Mondiale de la Propriété  
Intellectuelle  
Bureau international



(43) Date de la publication internationale  
29 juillet 2004 (29.07.2004)

PCT

(10) Numéro de publication internationale  
WO 2004/063983 A2

(51) Classification internationale des brevets<sup>7</sup> : G06N 3/02

(21) Numéro de la demande internationale :  
PCT/FR2003/003583

(22) Date de dépôt international :  
3 décembre 2003 (03.12.2003)

(25) Langue de dépôt : français

(26) Langue de publication : français

(30) Données relatives à la priorité :  
02/15570 10 décembre 2002 (10.12.2002) FR

(71) Déposant (pour tous les États désignés sauf US) : INSTI-  
TUT FRANCAIS DU PETROLE [FR/FR]; 1 et 4, avenue  
du Bois Préau, F-92852 Rueil Malmaison cedex (FR).

(72) Inventeurs; et

(75) Inventeurs/Déposants (pour US seulement) : REY-FAB-  
RET, Isabelle [FR/FR]; 48, rue Champ Lagard, F-78000  
Versailles (FR). HENRIOT, Véronique [FR/FR]; 5, rue  
Yves du Manoir, F-92500 Rueil-Malmaison (FR). TRAN,  
Quang-Huy [FR/FR]; 4, rue Henri Dunant, F-92500 Rueil-  
Malmaison (FR).

(74) Mandataire : ELMALEH, Alfred; Institut Français du  
Pétrole, 1 et 4 avenue de Bois Préau, F-92852 Rueil-Mal-  
maison Cedex (FR).

(81) États désignés (national) : BR, GB, NO, US.

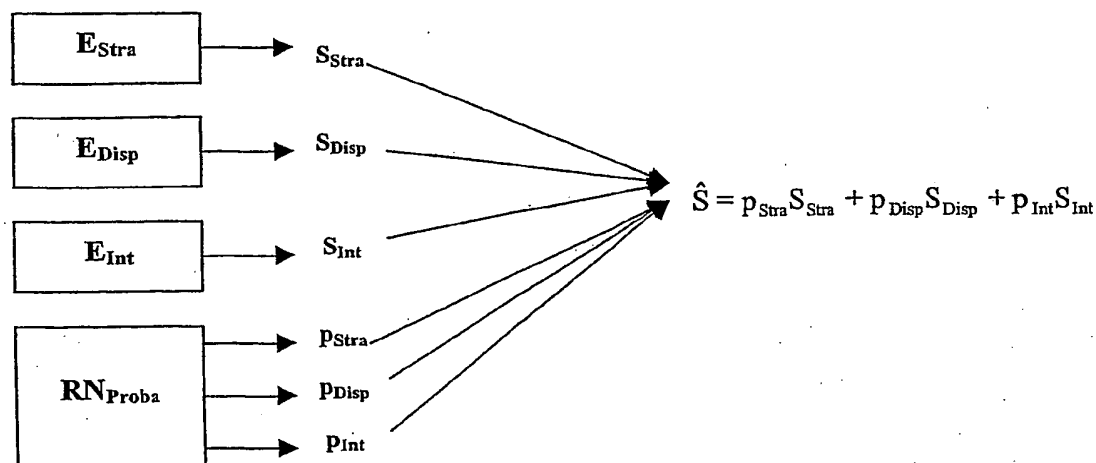
Publiée :

— sans rapport de recherche internationale, sera republiée  
dès réception de ce rapport

[Suite sur la page suivante]

(54) Title: METHOD OF MODELLING THE HYDRODYNAMIC CHARACTERISTICS OF MULTIPHASE FLOWS USING  
NEURONAL NETWORKS

(54) Titre : METHODE POUR MODELISER DES CARACTERISTIQUES HYDRODYNAMIQUES D'ECOULEMENTS POLY-  
PHASIQUES PAR RESEAUX DE NEURONES



(57) Abstract: The invention relates to a method for the real-time modelling, using neuronal networks, of the hydrodynamic characteristics of multiphase flows in the transient phase in conduits. In order to take specific account of possible flow regimes of fluids in the conduits, the inventive method consist in forming different neuronal or expert models for numerous flow regimes in the entire hydrodynamic characteristic variation range of the flows (preferably for each of same), as well as a neuronal model estimating the probability of flows belonging to each flow regime, given some of the characteristics thereof. The probabilities obtained are used to weight the estimations delivered by each of the neuronal models, hereafter referred to as experts, and the result of the weighted sum is taken as the final estimation. The invention can be used for various applications in different industries and, in particular, for the modelling of hydrocarbon flows in oil pipelines.

[Suite sur la page suivante]

WO 2004/063983 A2



*En ce qui concerne les codes à deux lettres et autres abréviations, se référer aux "Notes explicatives relatives aux codes et abréviations" figurant au début de chaque numéro ordinaire de la Gazette du PCT.*

(57) **Abrégé :** Méthode pour modéliser en temps réel par des réseaux de neurones, des caractéristiques hydrodynamiques d'écoulements polyphasiques en phase transitoire dans des conduites. Pour tenir compte spécifiquement des régimes d'écoulement possibles des fluides dans les conduites, des fluides, on forme différents modèles neuronaux ou « experts » pour plusieurs régimes d'écoulement dans l'ensemble du domaine de variation des caractéristiques hydrodynamiques des écoulements (de préférence pour chacun d'eux), et aussi un modèle neuronal estimant la probabilité d'appartenance des écoulements à chaque régime d'écoulement connaissant certaines de ses caractéristiques. Les probabilités obtenues servent à pondérer les estimations délivrées par chacun des modèles neuronaux ci-après désignés par « experts », le résultat de la somme pondérée étant alors l'estimation finalement retenue. Applications dans différentes industries et notamment à la modélisation d'écoulements d'hydrocarbures dans des conduites pétrolières.

5

## **METHODE POUR MODELISER DES CARACTERISTIQUES HYDRODYNAMIQUES D'ECOULEMENTS POLYPHASIQUES PAR RESEAUX DE NEURONES**

10

### **Désignation du domaine technique**

La présente invention concerne une méthode pour modéliser en temps réel par des réseaux de neurones, des caractéristiques hydrodynamiques d'écoulements polyphasiques en phase transitoire dans des conduites.

15

La méthode trouve des applications notamment pour la modélisation des écoulements d'hydrocarbures dans des conduites pétrolières.

### **Etat de la technique**

20

L'acheminement des hydrocarbures depuis les sites de production jusqu'aux unités de traitement constitue un maillon important de la chaîne pétrolière. C'est un maillon délicat en raison de la complexité des interactions entre les phases constituant les effluents transportés. Les opérateurs ont pour objectif premier d'atteindre une productivité optimale dans les meilleures conditions de sécurité. Ils doivent donc gérer au mieux la vitesse et la température, pour éviter des pertes de charges superflues, des dépôts indésirables et des irrégularités d'écoulement. La méthode généralement utilisée consiste à modéliser au mieux le transport de flux polyphasiques complexes de façon à fournir à chaque instant une image des écoulements dans les différentes parties de la chaîne de production, tenant compte de la constitution précise de l'effluent, les débits et pressions et les régimes d'écoulement.

25

Il existe actuellement différents outils logiciels de simulation du transport de flux polyphasiques complexes, permettant à une stade précoce de concevoir des équipements de production adaptés.

Par les brevets US 5 550 761, FR 2.756.044 (US 6 028 992) et FR 2.756 045  
5 (US 5 960 187) du demandeur, notamment, on connaît des méthodes et outils de modélisation permettant de simuler le transport de flux polyphasiques complexes en régime permanent ou transitoire et capables de prendre en compte des phénomènes d'instabilité qui se produisent du fait de la géométrie irrégulière du terrain où passe la conduite ou de la topographie de celle-ci, que les spécialistes désignent par « terrain  
10 slugging » ou « severe slugging ».

La complexité des outils de simulation est à l'image de celle des phénomènes modélisés. Précision et performances ne peuvent être obtenues qu'après un temps de modélisation relativement important qui s'avère difficilement compatible avec une gestion en temps réel.

15 Une autre approche permettant seule ou en parallèle avec les méthodes de modélisation ci-dessus, de gérer en temps réel des paramètres d'une circulation de fluides met en œuvre des réseaux neuronaux.

Les réseaux neuronaux définissent on le rappelle un mode de traitement de données simulant le fonctionnement des systèmes de neurones biologiques. Dans de tels réseaux, un  
20 élément réalise un calcul relativement simple tel qu'une somme pondérée des signaux présents à ses entrées appliquée à une fonction non-linéaire, qui détermine l'état de sa sortie. On utilise un nombre important de tels éléments interconnectés en série et en parallèle. Un choix convenable des facteurs de pondération permet au réseau de réaliser des fonctions complexes. Les réseaux dits à rétropropagation par exemple utilisent des  
25 couches multiples d'éléments définis ci-dessus. L'adaptation d'un tel réseau à une tâche précise est faite en « entraînant » le réseau sur un certain nombre d'exemples et en ajustant les facteurs de pondération pour chaque élément aux valeurs qui conviennent. On présente des valeurs d'entrée au réseau, on analyse la valeur de sortie produite par le réseau et on modifie les facteurs de pondération pour minimiser au mieux l'écart entre la valeur  
30 effective à la sortie et la valeur attendue dans l'exemple choisi. Après un entraînement suffisant, le réseau est adapté à répondre à de nouvelles valeurs d'entrée pour lesquelles la

valeur de sortie n'est pas connue a priori et à produire une valeur de sortie adaptée. Dans son principe, un réseau de neurones procède selon une méthode de régression non linéaire, d'autant plus performante par rapport aux méthodes classiques. Deux types de réseaux peuvent être mis en œuvre, les réseaux MLP (Multi Layer Perceptron) principalement ou  
5 les réseaux de Kohonen, bien connus des spécialistes.

Par le brevet EP1 176 481 du demandeur, on connaît une méthode pour estimer en temps réel le régime d'écoulement en tout point d'une conduite de structure définie par un certain nombre de paramètres structurels et physiques, d'une veine de fluide polyphasique définie par plusieurs grandeurs physiques et comprenant des phases liquides et gazeuses.  
10 Suivant cette méthode, on réalise une modélisation du régime d'écoulement en formant un réseau neuronal non linéaire avec une couche d'entrée avec autant d'entrées que de paramètres de structure et de grandeurs physiques, une couche de sortie avec autant de sorties que de grandeurs nécessaires à l'estimation du régime d'écoulement et au moins une couche intermédiaire, en constituant une base d'apprentissage avec des tables prédéfinies  
15 reliant différentes valeurs obtenues pour les données de sortie aux valeurs correspondantes des données d'entrée, et en déterminant par itérations des facteurs de pondération de la fonction d'activation permettant de relier correctement les valeurs dans les tables des données d'entrée et de sortie.

De préférence, on analyse des données de sortie des neurones de façon à trier,  
20 parmi les valeurs des données de sortie du réseau de neurones, les seules données pertinentes à prendre en compte dans la détermination itérative des coefficients de pondération de la fonction d'activation.

Par le brevet EP 1 217 474 également du demandeur, on connaît une méthode permettant de construire un module (hydrodynamique ou thermodynamique par exemple)  
25 le mieux adapté à des conditions opératoires fixées dépendant de la structure de la conduite, et sur un ensemble de grandeurs physiques définies (grandeurs hydrodynamiques ou thermodynamiques par exemple), avec des gammes de variation fixées pour les paramètres et les grandeurs physiques. On adapte la base d'apprentissage aux conditions opératoires imposées et on génère des réseaux neuronaux optimisés s'ajustant au mieux  
30 aux conditions opératoires imposées. Dans le cas, par exemple, où le module doit être intégré à un modèle général à la fois hydrodynamique et thermodynamique de simulation d'écoulements polyphasiques, on utilise le modèle pour former la base d'apprentissage, de

manière à sélectionner l'ensemble de grandeurs physiques le mieux adapté au fonctionnement du modèle, ainsi que les gammes de variation fixées pour les dits paramètres et les dites grandeurs physiques, et l'on génère les réseaux neuronaux optimisés s'ajustant au mieux à la base d'apprentissage formée.

5 Dans les méthodes antérieures citées, on considère les écoulements de façon globale, sans faire de distinction selon les différents régimes possibles d'écoulement des fluides dans la conduite : écoulements stratifiés, écoulements dispersés, écoulements intermittents, dont les comportements sont différents. Ceci peut générer des erreurs de modélisation parfois trop importantes vis-à-vis de la qualité d'estimation requise pour le  
10 suivi de production. De plus, elles ne tiennent pas compte de l'existence de modèles simples (par exemple des modèles analytiques) traduisant sous forme mathématique des caractéristiques d'un (ou plusieurs) régime(s) d'écoulement.

### **La méthode selon l'invention**

La méthode selon l'invention a pour objet la construction d'un modèle pour simuler  
15 en temps réel le comportement hydrodynamique d'un écoulement de fluides polyphasiques en phase transitoire dans une conduite, compte tenu de conditions opératoires fixées portant sur un certain nombre de paramètres structurels définis relatifs à la conduite, et d'un ensemble de grandeurs physiques définies, avec des gammes de variation fixées pour les dits paramètres et les dites grandeurs physiques. Des réseaux de neurones spécialisés sont  
20 utilisés dédiés chacun à une tâche définie, dont les sorties sont combinées avec des pondérations sous contrôle d'un réseau de neurones d'évaluation pour produire des résultats nécessaires à l'estimation du comportement hydrodynamique, ces réseaux recevant sur leurs entrées des paramètres de structure et des grandeurs physiques, les réseaux de neurones étant formés itérativement pour s'ajuster aux valeurs de bases  
25 d'apprentissage.

La méthode comporte essentiellement les étapes suivantes :

- on utilise un outil de modélisation pour former des bases d'apprentissage spécifiques correspondant respectivement à des régimes différents d'écoulement des fluides dans la conduite, chacune d'elles regroupant des valeurs de paramètres caractérisant  
30 spécifiquement un régime d'écoulement et une base d'apprentissage spécifiques

- regroupant des valeurs de probabilité des différents régimes, par analyse de données des bases d'apprentissage ;
- on forme différents réseaux neuronaux dédiés pour les rendre spécifiquement aptes à modéliser respectivement les régimes différents d'écoulement des fluides, par référence aux valeurs de paramètres correspondant à chacun des régimes d'écoulement ;
  - on forme le réseau neuronal d'évaluation pour le rendre apte à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents régimes d'écoulement par référence aux valeurs de probabilité obtenus pour chacun des régimes d'écoulement ; et
  - on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux pondérés par les dites probabilités.

Suivant un exemple de mise en œuvre, la méthode comporte la construction d'au moins trois réseaux neuronaux dédiés respectivement au régime d'écoulement stratifié, au régime d'écoulement dispersé et au régime d'écoulement intermittent, on évalue les probabilités que l'écoulement des fluides dans la conduite corresponde respectivement aux trois régimes d'écoulement et on combine linéairement les résultats aux sorties des trois réseaux neuronaux dédiés en les pondérant par les dites probabilités.

Quand les connaissances physiques le permettent, on peut détailler plus finement les régimes d'écoulement en distinguant des sous-familles d'écoulements ; le nombre d'experts contenus dans le modèle global augmente d'autant.

A partir d'une base de données suffisamment détaillée pour distinguer des sous-régimes à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, on utilise l'outil de modélisation pour former des bases d'apprentissage spécifiques correspondant à ces sous-régimes, on forme différents réseaux neuronaux dédiés pour les rendre spécifiquement aptes à modéliser respectivement les sous-régimes, on construit un réseau neuronal d'évaluation ( $RN_{Proba}$ ) adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents sous-régimes d'écoulement distingués dans les différents régimes d'écoulement, et, on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux en les pondérant par les dites probabilités.

Les résultats d'estimation obtenus sont d'autant plus précis :

- qu'on développe un modèle neuronal par régime d'écoulement, ce qui permet de prendre en compte les particularités de la physique contenu dans chacune des lois représentées; et
- 5 - que le lien continu et dérivable (au sens mathématique) qui permet la transition entre les différentes lois, est créé par un réseau de neurones ou expert spécifique.

Par ailleurs, la méthode conserve la capacité des méthodes précédentes citées à effectuer la simulation des écoulements en temps réel, et les résultats obtenus tirent profit de la régularité de la fonction d'estimation obtenue.

## 10 DESCRIPTION DÉTAILLÉE DE LA MÉTHODE

On considère une circulation de fluides polyphasiques dans une conduite avec au moins une phase liquide et au moins une phase gazeuse, et l'on cherche à construire un modèle permettant, à partir d'un certain nombre de données d'entrées géométriques et physiques relatives à la conduite et de données physiques sur les fluides, de donner à  
15 chaque instant et pour chaque section de la veine fluide une estimation du régime d'écoulement. A cet effet, comme on l'a vu, on utilise (Fig.1) différents réseaux neuronaux dédiés adaptés spécifiquement à différents régimes d'écoulement  $N_{flows}$  au sein de la conduite. On construit par exemple un réseau expert  $E_{Stra}$ , modélisant spécifiquement les écoulements stratifiés, un autre,  $E_{Int}$ , modélisant spécifiquement les écoulements intermittents et un troisième,  $E_{Disp}$ , modélisant spécifiquement les écoulements dispersés.  
20 On construit également un modèle neuronal  $RN_{Proba}$  chargé spécifiquement d'évaluer à chaque instant la probabilité  $p_{Stra}$ ,  $p_{Int}$ , et  $p_{Disp}$ . Si  $S_{Stra}$ ,  $S_{Int}$  et  $S_{Disp}$  sont respectivement les valeurs en sortie des trois experts, on construit alors une fonction d'évaluation  $\hat{S}$  telle que :

$$25 \quad \hat{S} = p_{Stra} S_{Stra} + p_{Disp} S_{Disp} + p_{Int} S_{Int} \quad (1)$$



## Entrées et sorties des différents modèles neuronaux ou experts composant le modèle hydrodynamique

Quel que soit le modèle neuronal considéré, les données d'entrée sont issues :

- de données géométriques : diamètre de la conduite, rugosité, inclinaison, etc.,
- 5 - de données décrivant les caractéristiques du fluide : masses volumiques des phases, viscosités des phases, etc.,
- de données caractérisant le mélange : fraction de gaz, tension superficielle gaz/liquide, etc.,
- de combinaisons linéaires ou non linéaires de ces entrées,
- 10 - mais aussi de modèles simplifiés, continus ou non, contenant une information sur la physique du mélange.

Chaque modèle produit par exemple en sortie le comportement hydrodynamique des effluents, et, notamment, le régime d'écoulement. Il évalue et délivre sur deux sorties principales, des données hydrodynamiques dans la partie de conduite dont on souhaite  
15 déterminer le régime d'écoulement, la différence  $dV$  de vitesse entre gaz et liquide par exemple, ou la fraction  $\beta$  ( $\beta \in [0; 1]$ ) d'écoulement du régime traité par lui. D'autres grandeurs qualifiant le régime d'écoulement peuvent être calculées à partir de ces deux sorties.

Les sorties fournies par les experts sont essentiellement les différences de vitesse  
20 entre les phases, sous l'hypothèse d'un certain régime d'écoulement (par exemple, l'expert Stratifié délivre l'estimation de la différence de vitesse entre les phases dans l'hypothèse d'un écoulement stratifié).

Les sorties fournies par le réseau de probabilités est la probabilité d'appartenance à chacun des régimes d'écoulement traités par les réseaux experts, connaissant les entrées.

## 25 Structure des réseaux

Les différents réseaux de neurones ou experts dédiés aux différents régimes d'écoulement sont de préférence des réseaux de type Multi Layer Perceptron (MLP) bien

connus des gens de l'art. Ils comportent chacun (Fig.2) une couche d'entrée composée d'un certain nombre  $N_i$  de neurones correspondant à  $N_i$  données d'entrée du modèle physique complet, une couche de sortie de deux neurones par exemple correspondant à deux paramètres recherchés  $dV$  et  $\beta$ , et au moins une couche intermédiaire, dite couche cachée, dont le nombre de neurones  $N_c$  est optimisé. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones qui les composent, sont déterminés à partir des résultats d'apprentissage et de validation des réseaux. Le réseau est totalement connecté. La non linéarité de ce réseau est obtenue soit par une fonction d'activation sigmoïde régissant le comportement des neurones de la couche cachée, soit la fonction identité ou la fonctions softmax pour la couche de sortie.

Les réseaux de neurones comportent une couche d'entrée, une ou deux couches cachées, et une couche de sortie. Les fonctions d'activation des différents neurones, bien connues des gens de l'art, sont soit la fonction sigmoïde (pour les couches cachées), soit la fonction identité ou la fonction softmax (pour les couches de sortie).

## 15      **Apprentissage**

Les poids de chacun des réseaux ou experts sont déterminés à l'issue d'une phase d'apprentissage ; au cours de cette phase, on les nourrit d'un ensemble de données constituant leur base d'apprentissage, et on optimise la configuration et les poids du réseau en minimisant des erreurs constatées pour l'ensemble des échantillons de la base, entre les données de sortie issues du calcul du réseau et les données attendues à la sortie, données par la base. Les erreurs peuvent être les erreurs absolues entre les grandeurs d'entrée et de sortie ou les erreurs relatives, selon la performance désirée pour le réseau. Les facultés de généralisation du réseau sont ensuite testées sur sa capacité à bien calculer les deux sorties pour des entrées qui lui sont inconnues.

25      Les bases de données utilisées sont de différentes natures :

- pour l'estimation de la différence de vitesse  $dV$  ou de la perte de charge, chaque base contient des couples de valeurs d'entrées/sorties, chaque valeur de sortie étant la valeur désirée de la grandeur estimée dans le cas du régime d'écoulement traité par le réseau dédié ;

- pour l'estimation des probabilités, la sortie souhaitée est un vecteur de grandeur égale au nombre  $N_{flows}$  de régimes d'écoulements considérés (dans l'exemple de la figure 1, le vecteur est de dimension 3) ; ce vecteur contient ( $N_{flows} - 1$ ) valeurs nulles, et une valeur égale à 1, qui correspond à la probabilité que le régime d'écoulements des fluides dans la conduite corresponde à celui dont s'occupe le réseau de neurones dédié.

Pour l'apprentissage des différents réseaux neuronaux dédiés aux différents régimes d'écoulement, on forme dans un premier temps des bases de données spécialisées. A cette fin, on utilise un outil logiciel connu de modélisation des écoulements dans des conduites, tel que TACITE par exemple qui fait l'objet des brevets US 5 550 761, FR 2.756.044 (US 6 028 992) et FR 2 756 045 (US 5 960 187) précités. La base d'apprentissage initiale comporte les données définies plus haut : données géométriques, données descriptives du fluide, du mélange, etc. A partir de cette base, en forçant l'outil de simulation à interpréter les résultats qu'il donne respectivement en termes d'écoulement particuliers par exemple en termes d'écoulement stratifié, puis d'écoulement dispersé puis d'écoulement intermittent, on constitue autant de bases dédiées qu'il y a de régimes d'écoulement dans la conduite, chacune d'elles regroupant des valeurs de paramètres caractérisant spécifiquement un régime d'écoulement.

L'outil de simulation est également mis en œuvre pour former une base d'apprentissage spécifique regroupant des valeurs de probabilité des différents régimes, par analyse de données de la base initiale d'apprentissage.

A partir de ces bases d'apprentissage dédiées, on forme les différents réseaux neuronaux dédiés ( $E_{Stra}$ ,  $E_{Disp}$ ,  $E_{Int}$  par exemple) pour les rendre spécifiquement aptes à modéliser respectivement les régimes différents d'écoulement des fluides, par référence aux valeurs de paramètres correspondant à chacun des régimes d'écoulement. A partir de la base d'évaluation de probabilité également constituée, on forme également le réseau neuronal d'évaluation ( $RN_{Proba}$ ) pour le rendre apte à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents régimes d'écoulement par référence aux valeurs de probabilité obtenus pour chacun des régimes d'écoulement.

On combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux pondérés par les dites probabilités, en accord avec la relation (1).

Dans l'exemple que l'on a décrit, on a considéré trois régimes d'écoulement différents : stratifié, intermittent et dispersé. Ceci n'est nullement limitatif. Dans le cas où l'on possède des données plus détaillées permettant de faire des distinctions à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, comme par exemple de séparer ce qui relève dans le régime stratifié, du « stratifié à vagues » ou du « stratifié lisse », il est préférable de créer des bases de données spécifiques à partir desquelles on forme des experts spécifiques modélisant chacun de ces sous-régimes et le réseau d'estimation de la probabilité adapté à cette nouvelle configuration.

### Résultats

Avec la mise en œuvre d'une telle modélisation, on obtient un modèle hydrodynamique transitoire continu et infiniment dérivable qui calcule en temps réel les principales grandeurs hydrodynamiques caractérisant l'écoulement. La fonction d'estimation des probabilités permet de créer une loi hydrodynamique globale à partir des différentes lois d'écoulement modélisée par les différents modèles neuronaux dédiés. La transition entre deux lois d'écoulement est plus ou moins raide (dérivée plus ou moins forte) selon la précision donnée à l'estimation des probabilités, mais elle est continue, ce qui élimine les possibles incertitudes dans les résultats du modèle liées à l'existence des discontinuités. Le modèle global est adapté soit à une utilisation indépendante de tout autre module, soit à une intégration dans un modèle complet.

## REVENDICATIONS

1) Méthode pour modéliser en temps réel le comportement hydrodynamique d'un écoulement de fluides polyphasiques en phase transitoire dans une conduite, compte tenu de conditions opératoires fixées portant sur un certain nombre de paramètres structurels définis relatifs à la conduite, et d'un ensemble de grandeurs physiques définies, avec des gammes de variation fixées pour les dits paramètres et les dites grandeurs physiques, par des réseaux de neurones spécialisés dédiés chacun à une tâche définie, dont les sorties sont combinées avec des pondérations sous contrôle d'un réseau de neurones d'évaluation pour produire des résultats nécessaires à l'estimation du comportement hydrodynamique, ces réseaux recevant sur leurs entrées des paramètres de structure et des grandeurs physiques, les réseaux de neurones étant formés itérativement pour s'ajuster aux valeurs de bases d'apprentissage, caractérisée en ce que :

- on utilise un outil de modélisation pour former des bases d'apprentissage spécifiques correspondant respectivement à des régimes différents d'écoulement des fluides dans la conduite, chacune d'elles regroupant des valeurs de paramètres caractérisant spécifiquement un régime d'écoulement et une base d'apprentissage spécifiques regroupant des valeurs de probabilité des différents régimes, par analyse de données des bases d'apprentissage ;
- on forme différents réseaux neuronaux dédiés ( $E_{Stra}$ ,  $E_{Disp}$ ,  $E_{Int}$ ) pour les rendre spécifiquement aptes à modéliser respectivement les régimes différents d'écoulement des fluides, par référence aux valeurs de paramètres correspondant à chacun des régimes d'écoulement ;
- on forme le réseau neuronal d'évaluation ( $RN_{Proba}$ ) pour le rendre apte à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents régimes d'écoulement par référence aux valeurs de probabilité obtenus pour chacun des régimes d'écoulement ; et
- on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux pondérés par les dites probabilités.

2) Méthode selon la revendication 1, dans laquelle on construit trois réseaux neuronaux dédiés respectivement aux régimes d'écoulement stratifié, d'écoulement dispersé

et d'écoulement intermittent, on évalue les probabilités que l'écoulement des fluides dans la conduite corresponde respectivement aux trois régimes d'écoulement et on combine linéairement les résultats aux sorties des trois réseaux neuronaux dédiés en les pondérant par les dites probabilités.

- 5           3) Méthode selon la revendication 1 ou 2, caractérisée en ce que, quand la base de données disponible est suffisamment détaillée pour distinguer des sous-régimes à l'intérieur d'un même régime d'écoulement, on utilise l'outil de modélisation pour former des bases d'apprentissage spécifiques correspondant à ces sous-régimes, on forme différents réseaux neuronaux dédiés pour les rendre spécifiquement aptes à modéliser
- 10   respectivement les sous-régimes, on construit un réseau neuronal d'évaluation ( $RN_{Proba}$ ) adapté à évaluer à tout instant les probabilités que l'écoulement dans la conduite corresponde respectivement aux différents sous-régimes d'écoulement distingués dans les différents régimes d'écoulement, et, on combine les résultats fournis par les différents réseaux neuronaux en les pondérant par les dites probabilités.

FIG.1

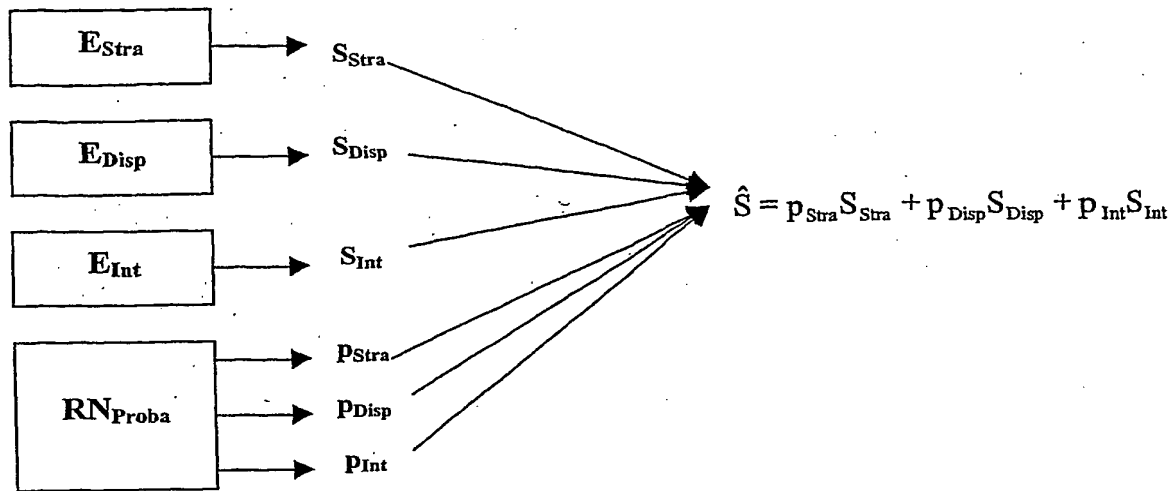
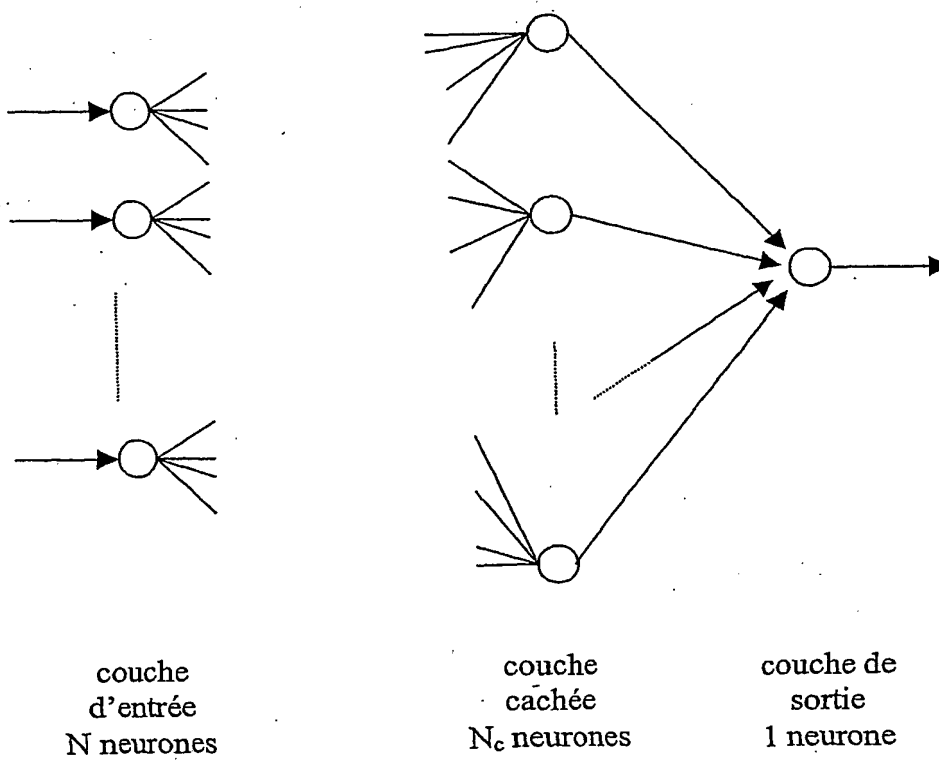


FIG.2



(12) DEMANDE INTERNATIONALE PUBLIÉE EN VERTU DU TRAITÉ DE COOPÉRATION  
EN MATIÈRE DE BREVETS (PCT)

(19) Organisation Mondiale de la Propriété  
Intellectuelle  
Bureau international



(43) Date de la publication internationale  
29 juillet 2004 (29.07.2004)

PCT

(10) Numéro de publication internationale  
**WO 2004/063983 A3**

(51) Classification internationale des brevets<sup>7</sup> : G06N 3/04,  
G05B 17/02

(21) Numéro de la demande internationale :  
PCT/FR2003/003583

(22) Date de dépôt international :  
3 décembre 2003 (03.12.2003)

(25) Langue de dépôt : français

(26) Langue de publication : français

(30) Données relatives à la priorité :  
02/15570 10 décembre 2002 (10.12.2002) FR

(71) Déposant (pour tous les États désignés sauf US) : INSTI-  
TUT FRANCAIS DU PETROLE [FR/FR]; 1 et 4, avenue  
du Bois Préau, F-92852 Rueil Malmaison cedex (FR).

(72) Inventeurs; et

(75) Inventeurs/Déposants (pour US seulement) : REY-FAB-  
RET, Isabelle [FR/FR]; 48, rue Champ Lagard, F-78000  
Versailles (FR). HENRIOT, Véronique [FR/FR]; 5, rue  
Yves du Manoir, F-92500 Rueil-Malmaison (FR). TRAN,  
Quang-Huy [FR/FR]; 4, rue Henri Dunant, F-92500 Rueil-  
Malmaison (FR).

(74) Mandataire : ELMALEH, Alfred; Institut Français du  
Pétrole, 1 et 4 avenue de Bois Préau, F-92852 Rueil-Mal-  
maison Cedex (FR).

(81) États désignés (national) : BR, GB, NO, US.

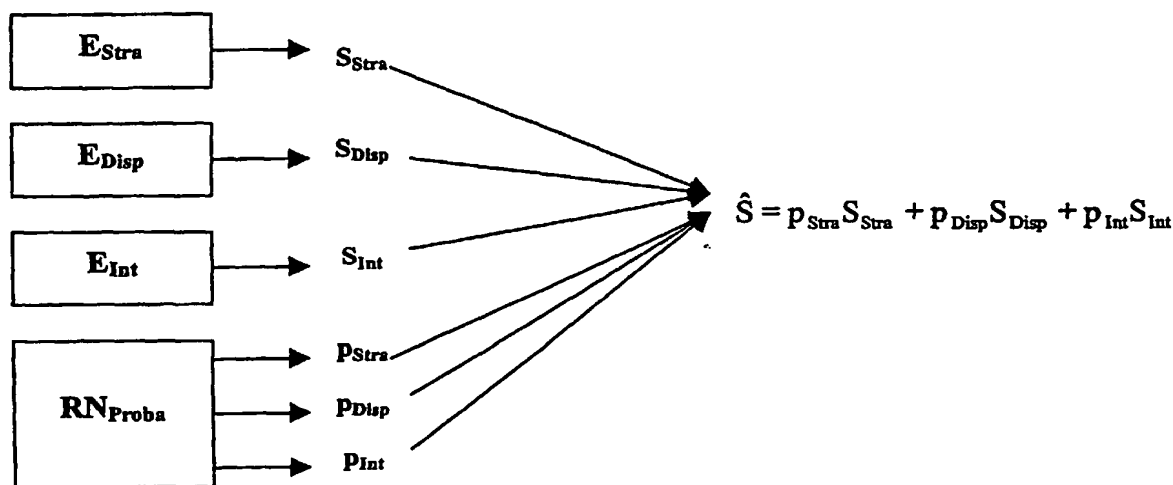
Publiée :

— avec rapport de recherche internationale  
— avant l'expiration du délai prévu pour la modification des  
revendications, sera republiée si des modifications sont re-  
çues

[Suite sur la page suivante]

(54) Title: METHOD OF MODELLING THE HYDRODYNAMIC CHARACTERISTICS OF MULTIPHASE FLOWS USING  
NEURONAL NETWORKS

(54) Titre : METHODE POUR MODELISER DES CARACTERISTIQUES HYDRODYNAMIQUES D'ECOULEMENTS POLY-  
PHASIQUES PAR RESEAUX DE NEURONES



(57) Abstract: The invention relates to a method for the real-time modelling, using neuronal networks, of the hydrodynamic characteristics of multiphase flows in the transient phase in conduits. In order to take specific account of possible flow regimes of fluids in the conduits, the inventive method consist in forming different neuronal or expert models for numerous flow regimes in the entire hydrodynamic characteristic variation range of the flows (preferably for each of same), as well as a neuronal model estimating the probability of flows belonging to each flow regime, given some of the characteristics thereof. The probabilities obtained are used to weight the estimations delivered by each of the neuronal models, hereafter referred to as experts, and the result of the weighted sum is taken as the final estimation. The invention can be used for various applications in different industries and, in particular, for the modelling of hydrocarbon flows in oil pipelines.

[Suite sur la page suivante]





(88) Date de publication du rapport de recherche

internationale:

12 mai 2005

*En ce qui concerne les codes à deux lettres et autres abréviations, se référer aux "Notes explicatives relatives aux codes et abréviations" figurant au début de chaque numéro ordinaire de la Gazette du PCT.*

---

**(57) Abrégé :** Méthode pour modéliser en temps réel par des réseaux de neurones, des caractéristiques hydrodynamiques d'écoulements polyphasiques en phase transitoire dans des conduites. Pour tenir compte spécifiquement des régimes d'écoulement possibles des fluides dans les conduites, des fluides, on forme différents modèles neuronaux ou « experts » pour plusieurs régimes d'écoulement dans l'ensemble du domaine de variation des caractéristiques hydrodynamiques des écoulements (de préférence pour chacun d'eux), et aussi un modèle neuronal estimant la probabilité d'appartenance des écoulements à chaque régime d'écoulement connaissant certaines de ses caractéristiques. Les probabilités obtenues servent à pondérer les estimations délivrées par chacun des modèles neuronaux ci-après désignés par « experts », le résultat de la somme pondérée étant alors l'estimation finalement retenue. Applications dans différentes industries et notamment à la modélisation d'écoulements d'hydrocarbures dans des conduites pétrolières.

## INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International Application No. **15/338089**  
PCT/03/03585A. CLASSIFICATION OF SUBJECT MATTER  
IPC 7 G06N3/04 G05B17/02

Rec'd PTO 08 JUN 2005

According to International Patent Classification (IPC) or to both national classification and IPC

## B. FIELDS SEARCHED

Minimum documentation searched (classification system followed by classification symbols)  
IPC 7 G06N G05B

Documentation searched other than minimum documentation to the extent that such documents are included in the fields searched

Electronic data base consulted during the international search (name of data base and, where practical, search terms used)

EPO-Internal, WPI Data, PAJ, IBM-TDB, INSPEC

## C. DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
X	EP 1 217 474 A (INST FRANCAIS DU PETROL) 26 June 2002 (2002-06-26) cited in the application column 2, line 38 - column 8, line 3	1-3
A	WALTER P ET AL: "3D object recognition with a specialized mixtures of experts architecture" NEURAL NETWORKS, 1999. IJCNN '99. INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON WASHINGTON, DC, USA 10-16 JULY 1999, PISCATAWAY, NJ, USA, IEEE, US, 10 July 1999 (1999-07-10), pages 3563-3568, XP010373074 ISBN: 0-7803-5529-6 page 3563, right-hand column, line 9 - page 3565, right-hand column, line 26; figures 1-3	1-3

☒ Further documents are listed in the continuation of box C.☒ Patent family members are listed in annex.

## \* Special categories of cited documents :

- \*A\* document defining the general state of the art which is not considered to be of particular relevance
- \*E\* earlier document but published on or after the international filing date
- \*L\* document which may throw doubts on priority claim(s) or which is cited to establish the publication date of another citation or other special reason (as specified)
- \*O\* document referring to an oral disclosure, use, exhibition or other means
- \*P\* document published prior to the international filing date but later than the priority date claimed

\*T\* later document published after the international filing date or priority date and not in conflict with the application but cited to understand the principle or theory underlying the invention

\*X\* document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered novel or cannot be considered to involve an inventive step when the document is taken alone

\*Y\* document of particular relevance; the claimed invention cannot be considered to involve an inventive step when the document is combined with one or more other such documents, such combination being obvious to a person skilled in the art.

\*&amp;\* document member of the same patent family

Date of the actual completion of the international search

4 February 2005

Date of mailing of the international search report

11/03/2005

Name and mailing address of the ISA

European Patent Office, P.B. 5818 Patentlaan 2  
NL - 2280 HV Rijswijk  
Tel. (+31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,  
Fax: (+31-70) 340-3016

Authorized officer

Schenkeis, P

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

International Application No  
PCT/03/03583

## C.(Continuation) DOCUMENTS CONSIDERED TO BE RELEVANT

Category *	Citation of document, with indication, where appropriate, of the relevant passages	Relevant to claim No.
A	<p>LIN-CHENG WANG ET AL: "A modular neural network vector predictor for predictive VQ"</p> <p>PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING (ICIP) LAUSANNE, SEPT. 16 - 19, 1996, NEW YORK, IEEE, US, vol. VOL. 1, 16 September 1996 (1996-09-16), pages 431-434, XP010202423</p> <p>ISBN: 0-7803-3259-8</p> <p>page 432, right-hand column, line 23 - page 433, left-hand column, line 5; figure 1</p> <p>-----</p>	1-3
A	<p>TABUSE M ET AL: "Recurrent neural network using mixture of experts for time series processing"</p> <p>SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, 1997. COMPUTATIONAL CYBERNETICS AND SIMULATION., 1997 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ORLANDO, FL, USA 12-15 OCT. 1997, NEW YORK, NY, USA, IEEE, US, 12 October 1997 (1997-10-12), pages 536-541, XP010248978</p> <p>ISBN: 0-7803-4053-1</p> <p>page 537, right-hand column, line 4 - page 538, right-hand column, line 7; figures 2,3</p> <p>-----</p>	1-3
A	<p>US 6 208 983 B1 (PARRA ET AL)</p> <p>27 March 2001 (2001-03-27)</p> <p>column 3, line 14 - column 5, line 50; figures 3-5</p> <p>-----</p>	1-3

# INTERNATIONAL SEARCH REPORT

Information on patent family members

International Application No

PCT/03/03583

Patent document cited in search report		Publication date		Patent family member(s)	Publication date
EP 1217474	A	26-06-2002	FR	2818742 A1	28-06-2002
			BR	0106241 A	20-08-2002
			EP	1217474 A1	26-06-2002
			NO	20016302 A	24-06-2002
			US	2002082815 A1	27-06-2002
<hr/>					
US 6208983	B1	27-03-2001	NONE		
<hr/>					

# RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Demande internationale No  
PCT/03/03583

A. CLASSEMENT DE L'OBJET DE LA DEMANDE  
CIB 7 G06N3/04 G05B17/02

Selon la classification internationale des brevets (CIB) ou à la fois selon la classification nationale et la CIB

## B. DOMAINES SUR LESQUELS LA RECHERCHE A PORTE

Documentation minimale consultée (système de classification suivi des symboles de classement)  
CIB 7 G06N G05B

Documentation consultée autre que la documentation minimale dans la mesure où ces documents relèvent des domaines sur lesquels a porté la recherche

Base de données électronique consultée au cours de la recherche internationale (nom de la base de données, et si réalisable, termes de recherche utilisés)  
EPO-Internal, WPI Data, PAJ, IBM-TDB, INSPEC

## C. DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS

Catégorie *	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
X	EP 1 217 474 A (INST FRANCAIS DU PETROL) 26 juin 2002 (2002-06-26) cité dans la demande colonne 2, ligne 38 - colonne 8, ligne 3	1-3
A	WALTER P ET AL: "3D object recognition with a specialized mixtures of experts architecture" NEURAL NETWORKS, 1999. IJCNN '99. INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON WASHINGTON, DC, USA 10-16 JULY 1999, PISCATAWAY, NJ, USA, IEEE, US, 10 juillet 1999 (1999-07-10), pages 3563-3568, XP010373074 ISBN: 0-7803-5529-6 page 3563, colonne de droite, ligne 9 - page 3565, colonne de droite, ligne 26; figures 1-3	1-3

☒ Voir la suite du cadre C pour la fin de la liste des documents

☒ Les documents de familles de brevets sont indiqués en annexe

### \* Catégories spéciales de documents cités:

- \*A\* document définissant l'état général de la technique, non considéré comme particulièrement pertinent
- \*E\* document antérieur, mais publié à la date de dépôt international ou après cette date
- \*L\* document pouvant jeter un doute sur une revendication de priorité ou cité pour déterminer la date de publication d'une autre citation ou pour une raison spéciale (telle qu'indiquée)
- \*O\* document se référant à une divulgation orale, à un usage, à une exposition ou tous autres moyens
- \*P\* document publié avant la date de dépôt international, mais postérieurement à la date de priorité revendiquée

- \*T\* document ultérieur publié après la date de dépôt international ou la date de priorité et n'appartenant pas à l'état de la technique pertinent, mais cité pour comprendre le principe ou la théorie constituant la base de l'invention
- \*X\* document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme nouvelle ou comme impliquant une activité inventive par rapport au document considéré isolément
- \*Y\* document particulièrement pertinent; l'invention revendiquée ne peut être considérée comme impliquant une activité inventive lorsque le document est associé à un ou plusieurs autres documents de même nature, cette combinaison étant évidente pour une personne du métier
- \*Z\* document qui fait partie de la même famille de brevets

Date à laquelle la recherche internationale a été effectivement achevée

4 février 2005

Date d'expédition du présent rapport de recherche internationale

11/03/2005

Nom et adresse postale de l'administration chargée de la recherche internationale  
Office Européen des Brevets, P.B. 5818 Patentlaan 2  
NL - 2280 HV Rijswijk  
Tel (+31-70) 340-2040, Tx. 31 651 epo nl,  
Fax: (+31-70) 340-3016

Fonctionnaire autorisé

Schenkels, P

# RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Demande internationale No  
PCT/ 3/03583

## C.(suite) DOCUMENTS CONSIDERES COMME PERTINENTS

Catégorie	Identification des documents cités, avec, le cas échéant, l'indication des passages pertinents	no. des revendications visées
A	<p>LIN-CHENG WANG ET AL: "A modular neural network vector predictor for predictive VQ"</p> <p>PROCEEDINGS OF THE INTERNATIONAL CONFERENCE ON IMAGE PROCESSING (ICIP) LAUSANNE, SEPT. 16 - 19, 1996, NEW YORK, IEEE, US, vol. VOL. 1, 16 septembre 1996 (1996-09-16), pages 431-434, XP010202423 ISBN: 0-7803-3259-8</p> <p>page 432, colonne de droite, ligne 23 - page 433, colonne de gauche, ligne 5; figure 1</p>	1-3
A	<p>TABUSE M ET AL: "Recurrent neural network using mixture of experts for time series processing"</p> <p>SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, 1997. COMPUTATIONAL CYBERNETICS AND SIMULATION., 1997 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON ORLANDO, FL, USA 12-15 OCT. 1997, NEW YORK, NY, USA, IEEE, US, 12 octobre 1997 (1997-10-12), pages 536-541, XP010248978 ISBN: 0-7803-4053-1</p> <p>page 537, colonne de droite, ligne 4 - page 538, colonne de droite, ligne 7; figures 2,3</p>	1-3
A	<p>US 6 208 983 B1 (PARRA ET AL) 27 mars 2001 (2001-03-27) colonne 3, ligne 14 - colonne 5, ligne 50; figures 3-5</p>	1-3

# RAPPORT DE RECHERCHE INTERNATIONALE

Renseignements relatifs aux membres de familles de brevets

Demande internationale No

PCT/FR/03583

Document brevet cité au rapport de recherche		Date de publication	Membre(s) de la famille de brevet(s)	Date de publication
EP 1217474	A	26-06-2002	FR 2818742 A1	28-06-2002
			BR 0106241 A	20-08-2002
			EP 1217474 A1	26-06-2002
			NO 20016302 A	24-06-2002
			US 2002082815 A1	27-06-2002
US 6208983	B1	27-03-2001	AUCUN	